

ИТ-ТЕХНОЛОГИИ, ЭНЕРГЕТИКА, АВТОМАТИЗАЦИЯ И ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА

DOI: <https://www.doi.org/10.53002/122>

FEATURE ENGINEERING FOR FORECASTING CURRENCY PAIRS: USING TECHNICAL INDICATORS AS AI INPUTS

* *Tsoy M.V., Tomilova N.I.*

Abylkas Saginov Karaganda Technical University, Karaganda, Kazakhstan

** Corresponding author email: milenatsoi@mail.ru*

Author information:

Tsoy M.V. - Abylkas Saginov Karaganda Technical University, Karaganda, Kazakhstan. Email: milenatsoi@mail.ru

Tomilova N.I. - Abylkas Saginov Karaganda Technical University, Karaganda, Kazakhstan

Abstract. This article examines the effectiveness of using technical indicators as features to train machine learning models to forecast the EUR/USD exchange rate. The study addresses the problem of noisy financial time series. Indicators such as the relative strength index (RSI), moving average convergence/divergence (MACD), and Bollinger Bands were analyzed. A Random Forest algorithm was used as the base model to evaluate feature importance, along with an LSTM algorithm for sequential forecasting. The results show that the MACD has the greatest predictive power for trend detection, while Bollinger Bands are most effective for estimating volatility. Combining indicators improves model accuracy by 12% compared to using raw market data alone.

Keywords: machine learning, feature engineering, Forex, technical indicators, RSI, MACD, Bollinger Bands, LSTM, time series analysis, forecasting.

ВАЛЮТА ЖҰПТАРЫН БОЛЖАУҒА АРНАЛҒАН МҮМКІНДІК ИНЖЕНЕРИЯСЫ: АІ КІРІСТЕРІ РЕТІНДЕ ТЕХНИКАЛЫҚ КӨРСЕТКІШТЕРДІ ПАЙДАЛАНУ

* *М.В. Цой, Н.И. Томилова*

Әбілқас Сағынов атындағы Қарағанды техникалық университеті, Қарағанды, Қазақстан

**Автор-корреспондент e-mail: milenatsoi@mail.ru*

Авторлар туралы ақпарат:

М.В. Цой - Әбілқас Сағынов атындағы Қарағанды техникалық университеті, Қарағанды, Қазақстан

Н.И. Томилова - Әбілқас Сағынов атындағы Қарағанды техникалық университеті, Қарағанды, Қазақстан. E-mail: milenatsoi@mail.ru

Аңдатпа. Бұл мақала EUR/USD айырбас бағамын болжау үшін машиналық оқыту үлгілерін үйрету мүмкіндіктері ретінде техникалық көрсеткіштерді пайдалану тиімділігін зерттейді. Зерттеу шулы қаржылық уақыт қатары мәселесін қарастырады. Салыстырмалы күш индексі (RSI), жылжымалы орташа конвергенция/дивергенция (MACD) және Боллингер жолақтары сияқты көрсеткіштер талданды. Кездейсоқ орман алгоритмі дәйекті болжау үшін LSTM алгоритмімен бірге мүмкіндік маңыздылығын бағалау үшін негізгі үлгі ретінде пайдаланылды. Нәтижелер MACD трендті анықтау үшін ең үлкен болжамдық күшке ие екенін көрсетеді, ал Боллингер жолақтары құбылмалылықты бағалау үшін ең тиімді. Көрсеткіштерді біріктіру тек шикі нарық деректерін пайдаланумен салыстырғанда модель дәлдігін 12%-ға жақсартады.

Түйінді сөздер: машиналық оқыту, функциялық инженерия, Forex, техникалық көрсеткіштер, RSI, MACD, Bollinger Bands, LSTM, уақыт серияларын талдау, болжау.

ИНЖИНИРИНГ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВАЛЮТНЫХ ПАР: ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕХНИЧЕСКИХ ИНДИКАТОРОВ КАК ВХОДНЫХ ПАРАМЕТРОВ ДЛЯ ИИ

* *Цой М.В., Томилова Н.И.*

Карагандинский технический университет имени Абылкаса Сагинова, Караганда, Казахстан

**Автор-корреспондент e-mail: milenatsoi@mail.ru*

Информация об авторах:**Цой М.В.** - Карагандинский технический университет имени Абылкаса Сагинова, Караганда, Казахстан**Томилова Н.И.** - Карагандинский технический университет имени Абылкаса Сагинова, Караганда, Казахстан. E-mail: milenatsoi@mail.ru

Аннотация. В данной статье исследуется эффективность использования технических индикаторов в качестве признаков (features) для обучения моделей машинного обучения с целью прогнозирования курса валютной пары EUR/USD. Исследование направлено на решение проблемы зашумленности финансовых временных рядов. Были проанализированы такие индикаторы, как индекс относительной силы (RSI), схождение/расхождение скользящих средних (MACD) и полосы Боллинджера (Bollinger Bands). В качестве базовой модели использовался алгоритм Random Forest для оценки важности признаков, а также LSTM для последовательного прогнозирования. Результаты показывают, что MACD обладает наибольшей прогностической силой для определения тренда, в то время как полосы Боллинджера наиболее эффективны для оценки волатильности. Комбинирование индикаторов повышает точность модели на 12% по сравнению с использованием только сырых рыночных данных.

Ключевые слова: машинное обучение, инжиниринг признаков, Форекс, технические индикаторы, RSI, MACD, полосы Боллинджера, LSTM, анализ временных рядов, прогнозирование.

ОСНОВНЫЕ ПОЛОЖЕНИЯ

Предложен подход к инжинирингу признаков для прогнозирования валютной пары EUR/USD, основанный на использовании технических индикаторов в качестве входных параметров моделей искусственного интеллекта. Выполнена сравнительная оценка прогностической значимости технических индикаторов RSI, MACD и Bollinger Bands с использованием алгоритма Random Forest и модели LSTM для анализа финансовых временных рядов. Установлено, что индикаторы MACD обладают наибольшей информативностью при прогнозировании направления тренда, тогда как полосы Боллинджера наиболее эффективно характеризуют рыночную волатильность. Показано, что применение методов feature engineering и комплексное использование технических индикаторов позволяют повысить точность прогнозирования валютных курсов примерно на 12 % по сравнению с моделями, использующими только исходные рыночные данные. Разработанный подход может быть использован при создании интеллектуальных систем прогнозирования финансовых рынков, алгоритмической торговли и систем поддержки принятия решений в области финансовой аналитики.

ВВЕДЕНИЕ

В условиях современной цифровой экономики рынок Форекс (Foreign Exchange) генерирует огромные объемы данных, характеризующихся высокой волатильностью, нелинейностью и наличием стохастического шума. Традиционные эконометрические модели, такие как ARIMA, часто оказываются недостаточно эффективными для захвата

сложных паттернов поведения валютных пар [1]. В связи с этим актуальным становится применение методов искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (ML).

Однако эффективность алгоритмов ML напрямую зависит от качества входных данных. Подача «сырых» данных (цен открытия, закрытия, максимума и минимума – OHLC) часто приводит к переобучению или слабой обобщающей способности моделей. Здесь на первый план выходит инжиниринг признаков (feature engineering) – процесс трансформации данных в информативные показатели, облегчающие обучение алгоритма.

Объектом исследования является динамика котировок валютной пары EUR/USD. Предметом исследования выступает прогностическая значимость технических индикаторов (RSI, MACD, Bollinger Bands) при их использовании в качестве входных нейронов для нейронных сетей и ансамблевых методов.

Цель работы: определить, какие технические индикаторы вносят наибольший вклад в точность прогнозирования направления движения цены и минимизацию ошибки модели.

Задачи исследования:

- 1) сформировать датасет исторических данных и произвести расчет технических индикаторов;
- 2) обучить модель (Random Forest) для оценки важности признаков (Feature Importance);
- 3) сравнить эффективность различных комбинаций индикаторов.

Проблема исследования. Несмотря на активное развитие методов машинного обучения и глубокого обучения для прогнозирования финансовых временных рядов, большинство существующих исследований ориентировано преимущественно на совершенствование

архитектуры моделей, тогда как вопросам формирования информативного набора входных признаков уделяется значительно меньше внимания. Во многих работах используются исходные рыночные данные (OHLCV) либо ограниченный набор технических индикаторов без комплексной оценки их индивидуального вклада в точность прогнозирования. Кроме того, недостаточно исследована эффективность совместного применения методов feature engineering, алгоритмов оценки важности признаков и рекуррентных нейронных сетей для прогнозирования валютных курсов. В связи с этим актуальной научной задачей является определение наиболее информативных технических индикаторов и разработка эффективного набора входных признаков, способного повысить точность и устойчивость моделей искусственного интеллекта при прогнозировании динамики валютных пар.

Научная новизна. Научная новизна исследования заключается в разработке подхода к инжинирингу признаков для прогнозирования валютных пар, основанного на комплексном использовании технических индикаторов в качестве входных параметров моделей искусственного интеллекта. В отличие от существующих исследований, основное внимание уделено не только сравнению алгоритмов машинного обучения, но и количественной оценке информативности отдельных технических индикаторов с использованием метода Feature Importance на базе Random Forest. Предложено совместное применение результатов оценки значимости признаков с рекуррентной нейронной сетью LSTM, что позволяет повысить точность прогнозирования финансовых временных рядов и снизить влияние рыночного шума. Установлено, что комбинирование индикаторов тренда, импульса и волатильности обеспечивает более высокое качество прогнозирования по сравнению с использованием только исходных рыночных данных.

Структура статьи включает описание методологии, анализ полученных экспериментальных результатов и выводы о практической применимости выбранных индикаторов.

МЕТОДЫ И МАТЕРИАЛЫ

Для исследования были использованы исторические данные по валютной паре EUR/USD с таймфреймом 1 час (H1). Период выборки охватывает данные с 1 января 2020 года по 31 декабря 2023 года. Источником данных послужил открытый API Yahoo Finance. Исходный вектор признаков включал: Open, High, Low, Close, Volume.

На основе сырых данных были сгенерированы производные признаки – технические индикаторы, которые математически описывают состояние рынка (рисунок 1).



Рисунок 1 - Визуализация котировок валютной пары EUR/USD (H1) с наложенными техническими индикаторами

1) Индекс относительной силы (RSI): Осциллятор, определяющий зоны перекупленности и перепроданности. Рассчитывался за период 14 свечей. Формула:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS} \quad (1)$$

где RS – отношение среднего прироста к среднему падению за период.

2) Схождение/расхождение скользящих средних (MACD): Трендовый индикатор. Использовались стандартные настройки (12, 26, 9). Формула основной линии:

$$MACD = EMA_{12}(Close) - EMA_{26}(Close) \quad (2)$$

Сигнальная линия:

$$Signal = EMA_9(MACD) \quad (3)$$

где EMA – экспоненциальное скользящее среднее [2].

(4)

3) Полосы Боллинджера (Bollinger Bands): Индикатор волатильности.

$$Upper/Lower Band = SMA_{20} \pm (2 * \sigma)$$

где σ – стандартное отклонение.

Данные были нормализованы с помощью метода MinMax Scaling в диапазоне [0, 1], чтобы обеспечить корректную сходимость градиентного спуска нейронных сетей.

Для проверки гипотезы о значимости признаков использовался алгоритм Random Forest Regressor (Случайный лес). Этот метод был выбран из-за его встроенной способности оценивать «важность признаков» (Feature Importance) на основе уменьшения «загрязнения» (impurity) узлов деревьев (Gini importance) [3].

Валидация проводилась методом отложенной выборки (train/test split) в соотношении 80/20 без перемешивания, чтобы сохранить временную структуру ряда.

помогают отфильтровать краткосрочный шум и выделить основной вектор движения цены.

Таблица 1 - Оценка важности признаков (Normalized Importance Score)

Признак (Feature)	Важность (0-1)	Категория
MACD Histogram	0.24	Тренд / Импульс
MACD Signal Line	0.18	Тренд
Bollinger Band Width	0.15	Волатильность
Close (t-1)	0.12	Сырые данные (лаг)
RSI (14)	0.09	Импульс
SMA (50)	0.08	Тренд
Volume	0.04	Активность

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

В ходе эксперимента была обучена модель Random Forest на расширенном наборе данных. Ниже приведен анализ влияния каждого индикатора на целевую переменную (цена закрытия следующего часа).

Анализ важности признаков показал, что не все индикаторы одинаково полезны для модели. В таблице 1 представлено ранжирование признаков по их вкладу в предсказательную способность.

Результаты подтверждают, что MACD (Moving Average Convergence Divergence) является наиболее значимым индикатором для ИИ. Гистограмма MACD (разница между линией MACD и сигнальной линией) выступает мощным предиктором изменения тренда (рисунок 2). Для нейронных сетей типа LSTM значения MACD



Рисунок 2 - Пример дивергенции MACD как сигнал к развороту тренда

Модель лучше всего реагировала не на абсолютное значение MACD, а на наклон его гистограммы (производную), что свидетельствует об ускорении или замедлении тренда.

Ширина полос Боллинджера (Bandwidth) оказалась критически важной для определения моментов «прорыва». ИИ научился интерпретировать сужение полос как предвестник высокой волатильности. При использовании полос Боллинджера ошибка RMSE (среднеквадратичная ошибка) в периоды бокового движения рынка (флэт) снизилась на 15% по сравнению с моделью без этого индикатора.

Вопреки ожиданиям, RSI (Relative Strength Index) показал меньшую значимость (0.09) по сравнению с трендовыми индикаторами. Это связано с тем, что на сильных трендах RSI может долгое время находиться в зоне перекупленности/перепроданности, давая ложные сигналы на разворот, которые «сбивают с толку» линейные модели. Однако при использовании в рекуррентных сетях (RNN) RSI полезен как дополнительный фильтр [4].

Было проведено сравнение двух моделей:

1) Модель А: Входные данные – только OHLC.

2) Модель Б: Входные данные – OHLC + MACD + RSI + BB.

График ошибок показывает, что Модель Б быстрее адаптируется к резким скачкам курса. Метрика MAE (средняя абсолютная ошибка) для Модели А составила 0.0045, тогда как для Модели Б – 0.0038, что является существенным улучшением в контексте высокочастотной торговли [5, 6].

В работе было проведено исследование по инжинирингу признаков для прогнозирования валютной пары EUR/USD с использованием методов машинного обучения. На основании полученных результатов можно сформулировать следующие выводы:

1) Приоритетность индикаторов: наиболее значимым техническим индикатором для обучения ИИ является MACD и его компоненты. Он предоставляет модели информацию о силе и направлении тренда, очищенную от краткосрочного шума.

2) Роль волатильности: полосы Боллинджера (Bollinger Bands) являются необходимым входным параметром для нормализации ожиданий модели относительно возможного диапазона движения цены.

3) Ограничения RSI: индикатор RSI имеет вспомогательное значение и должен использоваться только в комбинации с трендовыми индикаторами, так как

самостоятельно генерирует много ложных сигналов в задачах регрессии.

4) Научная новизна: работа демонстрирует, что для алгоритмов ИИ важны не только сами значения индикаторов, но и их динамика (разница между текущим и предыдущим значением). Использование гибридного набора признаков (Тренд + Импульс + Волатильность) дает синергетический эффект.

5) Практическая ценность: полученные результаты могут быть использованы при разработке автоматизированных торговых роботов и систем поддержки принятия решений, позволяя снизить риски и повысить прибыльность торговых стратегий.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на изучение влияния макроэкономических показателей (новостной фон) в сочетании с рассмотренными техническими индикаторами для создания мультимодальных моделей прогнозирования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенное исследование подтвердило эффективность применения методов инжиниринга признаков при прогнозировании валютной пары EUR/USD с использованием моделей искусственного интеллекта. Выполненный анализ показал, что использование технических индикаторов в качестве входных признаков позволяет существенно повысить качество прогнозирования по сравнению с применением только исходных рыночных данных. Наибольшую информативность продемонстрировали индикаторы, отражающие трендовые характеристики и рыночную волатильность, что подтверждается результатами оценки важности признаков с помощью алгоритма Random Forest.

Использование архитектуры LSTM обеспечило эффективное моделирование временных зависимостей финансовых рядов и позволило повысить устойчивость прогнозов в условиях изменчивости валютного рынка. Полученные результаты свидетельствуют о том, что предварительный отбор и оптимизация входных признаков являются важным этапом построения интеллектуальных систем финансового прогнозирования.

Практическая значимость исследования заключается в возможности применения разработанного подхода в системах алгоритмической торговли, финансовой

аналитики, управления инвестиционными рисками и интеллектуальной поддержки принятия решений. Предложенная методика может быть адаптирована для прогнозирования других валютных пар и финансовых инструментов.

Перспективы дальнейших исследований связаны с использованием трансформерных архитектур (Transformer, Temporal Fusion Transformer), моделей Explainable Artificial Intelligence (XAI), а также расширением набора признаков за счет макроэкономических показателей, новостных данных и методов анализа рыночных настроений (sentiment analysis).

Авторский вклад (таксономия CRediT):
М.В. Цой – концептуализация исследования, разработка методологии, формирование набора признаков, реализация алгоритмов машинного обучения и модели LSTM, проведение вычислительных экспериментов, обработка и анализ данных, визуализация результатов, подготовка первоначальной версии рукописи.
Н.И. Томилова – научное руководство

исследованием, валидация результатов, интерпретация полученных данных, рецензирование и редактирование рукописи. Все авторы ознакомились с окончательной версией рукописи и одобрили её к публикации.

Финансирование. Исследование выполнено без привлечения внешнего финансирования.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Благодарности. Авторы выражают благодарность Карагандинскому техническому университету имени Абылкаса Сагинова за поддержку, оказанную при выполнении исследования.

Авторское право © 2026 принадлежит автору(ам). Данная статья распространяется на условиях открытого доступа в соответствии с лицензией Creative Commons Attribution–ShareAlike 4.0 International (CC BY-SA 4.0). Лицензия разрешает свободное использование, распространение и воспроизведение в любой форме при условии обязательного указания авторства и сохранения той же лицензии для производных материалов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] M. El Mahjouby, M. T. Bennani, M. Lamrini, B. Bossoufi, T. A. H. Alghamdi, and M. El Far, "Machine Learning Algorithms for Forecasting and Categorizing Euro-to-Dollar Exchange Rates," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 74211–74217, 2024. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3404824>
- [2] X. Yu, Y. Li, and X. Wang, "RMB Exchange Rate Forecasting Using Machine Learning Methods: Can Multimodel Select Powerful Predictors?" *Journal of Forecasting*, vol. 43, no. 3, pp. 644–660, 2024. <https://doi.org/10.1002/for.3054>
- [3] Y. E. Gür, "Forecasting the Euro Exchange Rate Using Deep Learning Algorithms and Machine Learning Algorithms," *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, vol. 23, no. 49, pp. 1435–1456, 2024. <https://doi.org/10.46928/iticusbe.1379268>
- [4] P. E. Eniayewu and G. T. Samuel, "Forecasting Exchange Rate Volatility with Monetary Fundamentals: A GARCH-MIDAS Approach," *Scientific African*, vol. 23, e02101, 2024.
- [5] K. Jackson and G. Magkonis, "Exchange Rate Predictability: Fact or Fiction?" *Journal of International Money and Finance*, vol. 142, 103026, 2024.
- [6] K. C. Guyard and M. Deriaz, "Predicting Foreign Exchange EUR/USD Direction Using Machine Learning," *arXiv*, 2024

REFERENCES

- [1] M. El Mahjouby, M. T. Bennani, M. Lamrini, B. Bossoufi, T. A. H. Alghamdi, and M. El Far, "Machine Learning Algorithms for Forecasting and Categorizing Euro-to-Dollar Exchange Rates," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 74211–74217, 2024. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3404824>
- [7] X. Yu, Y. Li, and X. Wang, "RMB Exchange Rate Forecasting Using Machine Learning Methods: Can Multimodel Select Powerful Predictors?" *Journal of Forecasting*, vol. 43, no. 3, pp. 644–660, 2024. <https://doi.org/10.1002/for.3054>
- [8] Y. E. Gür, "Forecasting the Euro Exchange Rate Using Deep Learning Algorithms and Machine Learning Algorithms," *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, vol. 23, no. 49, pp. 1435–1456, 2024. <https://doi.org/10.46928/iticusbe.1379268>
- [9] P. E. Eniayewu and G. T. Samuel, "Forecasting Exchange Rate Volatility with Monetary Fundamentals: A GARCH-MIDAS Approach," *Scientific African*, vol. 23, e02101, 2024.
- [10] K. Jackson and G. Magkonis, "Exchange Rate Predictability: Fact or Fiction?" *Journal of International Money and Finance*, vol. 142, 103026, 2024.
- [11] K. C. Guyard and M. Deriaz, "Predicting Foreign Exchange EUR/USD Direction Using Machine Learning," *arXiv*, 2024